

مدل‌سازی و کاهش تولید NOx در بخارساز احتراق غوطه‌ور با استفاده از سیستم استنتاج فازی

حانیه فانی‌ملکی^۱، امیراحسان فیلی‌منفرد^{۲*}، محمود رحمتی^۳

اطلاعات مقاله	چکیده
دریافت مقاله: پذیرش مقاله:	بخارسازهای احتراق غوطه‌ور از جمله تجهیزات صنعتی هستند که به میزان بسیار زیادی اکسیدهای نیتروژن (NOx) تولید می‌کنند. این تجهیزات در واقع مبدل‌های حرارتی هستند که در پایانه‌های گاز طبیعی مایع (LNG) برای تبخیر گاز طبیعی مایع و تبدیل آن به گاز استفاده می‌شوند. از آنجا که مطالعات پیشین نشان داده که شرایط عملیاتی این تجهیز بر میزان تولید NOx در آن موثر است، در این پژوهش از ابزارهای هوش مصنوعی جهت مدل‌سازی و سپس بهینه‌سازی انتشار NOx در این تجهیزات استفاده شد. به همین منظور تعداد ۶۳ داده آزمایشگاهی از پژوهش‌های پیشین محققان استخراج شده و سپس از ترکیبی از سیستم استنتاج فازی عصبی تطبیقی و الگوریتم ژنتیک جهت مدل‌سازی داده‌ها استفاده شد. در سیستم توسعه یافته، غلظت اکسیژن، دما، غلظت آب‌اکسیژنه و pH محلول، به‌عنوان پارامترهای ورودی به مدل و درصد کاهش NOx بعنوان خروجی در نظر گرفته شد. تحلیل‌های آماری مدل ساخته شده نشان داد که این مدل با ضریب همبستگی ۰/۹۷۱۴، میانگین مربعات خطا ۱/۰۹۳۸، میانگین درصد خطای مطلق ۴/۹۷۱۳ و ماکسیمم درصد خطای مطلق ۱۳/۲۱۴۴ از دقت مناسبی در تخمین مقدار کاهش NOx برخوردار است. در گام بعد و پس از توسعه مدل، از الگوریتم ژنتیک و مدل ساخته شده برای بهینه‌سازی شرایط عملیاتی با کمترین نرخ انتشار NOx استفاده شد. نتایج این بخش از پژوهش نیز نشان داد که در صورت بهینه‌سازی شرایط عملیاتی، امکان کاهش میزان NOx منتشر شده تا ۳۷/۲۴ درصد وجود دارد.
واژگان کلیدی: هوش مصنوعی، الگوریتم ژنتیک، سیستم استنتاج فازی عصبی تطبیقی، آلودگی هوا، مدل‌سازی، اکسیدهای نیتروژن.	

۱- مقدمه

شدید مانند تشکیل مه‌دود فتوشیمیایی، باران‌های اسیدی، گرمایش جهانی و تغییر اقلیم می‌شوند و سلامت انسان و دیگر جانداران را با خطر رو به رو می‌کنند. از آنجایی که طراحی فرایندهایی برای به صفر رساندن انتشار آلاینده‌های هوا بطور کلی از نظر اقتصادی و فنی غیرممکن است،

آلودگی هوا به‌خصوص در شهرهای بزرگ و صنعتی یکی از بزرگترین مشکلات جوامع امروزی است. این آلاینده‌ها بطور عمده شامل اکسیدهای نیتروژن، دی‌اکسید گوگرد، مونوکسید کربن و ذرات معلق هستند. آلاینده‌های منتشر شده موجب ایجاد مشکلات زیست محیطی با اثرات منفی

* پست الکترونیک نویسنده مسئول: ehsan.monfared@outlook.com

۱. دانشجوی کارشناسی ارشد مهندسی شیمی، دانشکده شیمی و مهندسی شیمی، دانشگاه تحصیلات تکمیلی صنعتی و فناوری پیشرفته، کرمان، ایران
۲. استادیار، گروه مهندسی شیمی، دانشکده شیمی و مهندسی شیمی، دانشگاه تحصیلات تکمیلی صنعتی و فناوری پیشرفته، کرمان، ایران
۳. استادیار، گروه مهندسی شیمی، دانشکده شیمی و مهندسی شیمی، دانشگاه تحصیلات تکمیلی صنعتی و فناوری پیشرفته، کرمان، ایران

بشر به دنبال کاهش انتشار آلاینده‌هاست، تا حدی که اثراتش وجود نداشته باشد یا به حداقل برسد [۱]. به منظور حفاظت از محیط زیست و حفظ کیفیت هوا تا حد امکان، مقررات انتشار آلاینده‌ها در سالهای اخیر در جهان تقویت شده است. به عنوان مثال استاندارد انتشار مجاز NOx از فرایند احتراق بر اساس بازنگری قانون حفاظت از هوای پاک از سال ۲۰۱۵ در کره تشدید شده است [۲]. روش‌های کاهش انتشار آلاینده‌ها بطور کلی به چند دسته تقسیم می‌شوند. استفاده از جاذب‌ها، استفاده از کاتالیست‌ها، فناوری پرتو الکترونی و سیستم‌های غشایی که در صنایع استفاده می‌شوند [۳-۷]. برای مثال در مورد استفاده از کاتالیست‌ها با چاری و همکاران در سال ۱۹۹۹ به مطالعه کنترل آلودگی ناشی از اگزوز خودروها با تمرکز ویژه بر کاهش NOx با استفاده از کاتالیزورهای مبتنی بر زئولیت پرداختند. نتایج بررسی‌های آنها نشان داد که این کاتالیست قادر به کاهش بیش از ۷۰ درصدی NOx خواهد بود [۸]. ماسرا و همکاران در سال ۲۰۲۱ سیستم‌های کاهش غیر کاتالیزوری انتخابی و کاهش کاتالیزوری انتخابی را برای کاهش انتشار NOx در موتورهای بیودیزلی بررسی کردند. نتایج نشان داد که تزریق اوره منجر به کاهش انتشار NOx تا حدود ۶۰-۱۳ درصد می‌گردد [۹]. در مورد استفاده از جاذب‌ها، موک و همکاران در سال ۲۰۰۶ با استفاده از روش جذب-کاهش و با تزریق ازون در یک فرایند دو مرحله‌ای، قابلیت حذف همزمان NOx و گوگرد دی‌اکسید را در موتورهای بنزینی بررسی کردند. این فرایند از یک محفظه ازون‌ساز و یک جاذب حاوی محلول سولفید سدیم به عنوان عامل کاهنده تشکیل شده بود. با عبور گاز خروجی از محفظه ازون‌ساز و جاذب، راندمان حذف ناکس حدود ۹۵ درصد و راندمان حذف گوگرد دی‌اکسید ۱۰۰ درصد بدست آمد [۳]. انوفریو و همکاران در سال ۲۰۲۱ کاهش انتشار NOx را در روش تزریق بخار^۲ مورد بررسی قرار دادند. در این پژوهش اثر تزریق بخار بر

کاهش NOx در یک مشعل آزمایشگاهی با استفاده از سوخت دیزل بررسی شد. نتایج نشان داد که محتوای اکسیدهای نیتروژن در روش تزریق بخار ۳۰٪ کمتر از روش تزریق هواست [۱۰]. ژانگ و همکاران در سال ۲۰۲۰ جاذب هتروپولی‌اسید فسفوتنگستیک نوع داوسون^۴ را برای جذب NOx در موتورهای سوختی مورد مطالعه قرار دادند. طبق مشاهدات، دمای بهینه جذب ۲۰۰ درجه سانتی‌گراد و حداکثر راندمان جذب NOx ۷۸ درصد بدست آمد [۴]. جو و همکاران در سال ۲۰۲۱ اثر مواد افزودنی را بر بهبود فناوری پرتو الکترونی و کاهش تولید NOx و SOx را بررسی نمودند. آنها برای اندازه‌گیری مقدار NOx و SOx محصور در یک کیسه تدارک^۴ از فیلم تری‌استات سلولز (CTA) و اسپکتروفتومتر فرابنفش/ مرئی استفاده کردند. همچنین پارامترهای تجربی دوز جذبی و غلظت اولیه که بر راندمان حذف NOx و SOx تاثیر می‌گذارند را مورد مطالعه قرار دادند. نتایج این پژوهش نشان داد که با افزودن سدیم‌هیدروکسید راندمان حذف ناکس به ۸۰/۶ درصد می‌رسد [۶].

در دو دهه اخیر مدل‌های ریاضی و آماری متعددی جهت تخمین آلاینده‌های هوا مورد استفاده قرار گرفته است [۱۱-۱۷]. یکی از روش‌های تخمین میزان انتشار آلاینده‌ها استفاده از ابزارهای مدل‌سازی و کنترل نظیر هوش مصنوعی^۵ است. هوش مصنوعی حاصل توسعه سیستم‌های رایانه ای است که قادر به انجام وظایفی هستند که به طور معمول به هوش انسان نیاز دارند و ابزاری گسترده است که افراد را قادر می‌سازد تا در مورد چگونگی تجزیه و تحلیل داده‌ها و استفاده از بینش‌های حاصل شده برای بهبود تصمیم‌گیری، استفاده کنند [۱۸]. در دو دهه اخیر استفاده از هوش مصنوعی در بسیاری از زمینه‌های مرتبط با کاهش آلودگی کاربرد زیادی داشته است برای مثال آنان و همکاران در سال ۲۰۱۷ از فناوری هوش مصنوعی برای بهبود بهره‌وری سوخت و کاهش

⁴ Tedlar Bag

⁵ Artificial Intelligence

¹ Electron Beam Technology

² Steam Injection

³ Dawson Polyoxometalate H6P2W18O62·28H2O(HP2W)

انتشار دی‌اکسیدکربن کشتی‌ها استفاده کردند. آنها در این پژوهش تاثیر پارامترهای سرعت و جهت باد و سرعت و جهت و ارتفاع امواج را بر سرعت کشتی و بازده سوخت محاسبه کردند که منجر به تخمین بسیار دقیق سرعت-کشتی و مصرف سوخت و انتشار دی‌اکسیدکربن با خطای-کمتر از ۵ درصد شد [۱۵]. در تحقیق دیگری در سال ۲۰۱۹ شین و همکاران از شبکه عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی غلظت NOx با استفاده از داده‌های تجربی به-دست آمده از دستگاه بخارساز احتراق غوطه‌ور^۱ استفاده کردند. یک شبکه عصبی پیش‌خور^۲ با سه لایه و ۱۷ نورون در لایه پنهان طراحی کردند. یک الگوریتم ژنتیک^۳ برای بهینه‌سازی متغیرهای ورودی جهت به حداکثر رساندن حذف NOx در گاز دودکش با مدل ادغام شد. در نتیجه، حداکثر مقدار کاهش NOx در حالتی که مقادیر بهینه متغیرهای ورودی به سیستم اعمال شد، ۲۶/۶۸ درصد پیش‌بینی شد [۱۶]. والرا و همکاران در سال ۲۰۲۱ برای پیش‌بینی میزان حذف گوگرد دی‌اکسید از یک برج اسپری^۴ از شبکه عصبی مصنوعی استفاده نمودند. پارامترهای ورودی، شامل نرخ جریان مایع، تعداد نازل‌ها، نرخ جریان گاز، غلظت گوگرد دی‌اکسید و قطر روزنه نازل و پاسخ خروجی میزان گوگرد دی‌اکسید بود. نتایج نشان داد که بهترین مدل بدست آمده با استفاده از الگوریتم لونبرگ-مارکوارت از میانگین خطای ۸/۴۴ درصد در تخمین میزان گوگرد دی‌اکسید برخوردار خواهد بود و ضریب همبستگی بین داده‌های تجربی و مقادیر پیش‌بینی شده ۰/۹۹۴ بدست آمد [۱۷]. ابوده و همکاران در سال ۲۰۰۹ مدل شبکه عصبی مصنوعی برای یک موتور دیزلی چند سیلندر با تزریق مستقیم را توسعه دادند. پارامترهای بار و سرعت موتور به عنوان ورودی و میزان انتشار NOx به عنوان خروجی انتخاب شدند. شبکه عصبی توسعه یافته ارتباط بین پارامترهای ورودی و خروجی را بخوبی مدل

نموده و دقت قابل قبولی را در پیش‌بینی گشتاور موتور، مصرف سوخت و ترکیبات ناکس در تمام محدوده عملکرد موتور ارائه می‌نمود. بررسی‌های آماری مدل‌ها نشان دادند که درصد میانگین خطای مطلق برای مقادیر پیش‌بینی شده NOx در محدوده ۰/۶۸ تا ۳/۳۴ درصد بود [۱۹].

ارسی و همکاران در سال ۲۰۱۰ یک مدل شبکه عصبی بازگشتی^۵ را برای تخمین انتشار نیتریک‌اکسید در یک موتور احتراق جرقه‌ای^۶ توسعه دادند. مجموعه داده‌های آموزشی و تست از اندازه‌گیری‌های تجربی بر روی یک موتور استخراج شدند. پارامترهای ورودی سرعت، فشار و پیشروی جرقه و پاسخ مدل تخمین میزان NOx بود. شبکه عصبی در تخمین انتشار نیتریک‌اکسید کمتر از ۲ درصد خطا داشت و ضریب همبستگی بین داده‌های تجربی و مقادیر پیش‌بینی شده ۰/۹۹۹ به دست آمد [۲۰].

لیرا و همکاران در سال ۲۰۲۱ روش ترکیبی^۷ دینامیک سیالات محاسباتی و شبکه عصبی مصنوعی را به عنوان ابزاری برای تجزیه و تحلیل و بهینه‌سازی راکتورهای میکرو فوتوکاتالیستی^۸ با در نظر گرفتن کاهش NOx مورد بررسی قرار دادند. ابتدا یک مدل سه بعدی دینامیک سیالات محاسباتی طراحی و تاثیر زمان ماند، شدت نور، رطوبت نسبی و غلظت اولیه نیتریک‌اکسید بر عملکرد واکنش فوتوکاتالیستی بررسی شد. سپس یک شبکه عصبی مصنوعی برای تخمین تبدیل نیتریک‌اکسید در دستگاه میکرو اجرا شد. بهترین مدل شبکه عصبی مصنوعی شامل یک ساختار پیش‌خور با ۳ لایه و ۱۱ نورون و ۲ لایه پنهان انتخاب شد. مقدار ضریب همبستگی بین داده‌های تجربی و مقادیر پیش‌بینی شده ۰/۹۹۹۷ به دست آمد. بر اساس نتایج بهینه‌سازی، تبدیل کامل نیتریک‌اکسید (۱۰۰ درصد) هنگامی به دست آمد که زمان ماند، شدت نور، رطوبت نسبی و غلظت اولیه به ترتیب ۲/۱۲ ثانیه، ۱۰ وات

⁵ Recurrent Neural Network

⁶ Spark-Ignition Engine

⁷ Computational Fluid Dynamics(CFD)-ANN

⁸ Micro Photo Catalytic Reactor

¹ Submerged Combustion Vaporizer (SCV)

² Feedforward

³ Genetic Algorithm

⁴ Spray Tower

بر مترمربع، ۱۰ درصد و ۲/۰۹ کیلومول بر مترمربع بودند [۲۱].

با وجود توانایی خوب شبکه‌های عصبی در مدل‌سازی مسائل غیرخطی، به دلیل استفاده از روش آزمون و خطا برای انتخاب تعداد لایه‌های پنهان و نورون‌ها، دارای محدودیت‌هایی از جمله ناهمگرایی به بهینه جهانی هستند [۲۲]. به همین دلیل در سال‌های اخیر، مدل‌های ترکیبی که بر مبنای ترکیبی از شبکه‌های عصبی، روش‌های فازی و محاسبات تکاملی باشند برای حل مسائل پیچیده و غیرخطی توسعه یافته اند. سیستم استنتاج فازی عصبی تطبیقی^۱ که از ترکیب سیستم‌های استنتاج فازی^۲ و شبکه‌های عصبی مصنوعی^۳ تشکیل شده است، ابزاری توانمند جهت پیش‌بینی پدیده‌های پیچیده را فراهم می‌کند. این سیستم همزمان از قابلیت‌های تفسیر بانی مدل‌های فازی و قابلیت خودآموزی شبکه‌های عصبی بهره می‌گیرد.

هدف از این مقاله، مدل‌سازی تولید NOx در بخارساز احتراق غوطه‌ور با استفاده از انواع روش‌های هوش مصنوعی مانند انواع سیستم‌های فازی همچون تقسیم‌بندی شبکه‌ای^۴، الگوریتم خوشه‌بندی میانگین فازی^۵ و خوشه‌بندی کاشی^۶ و سیستم استنتاج فازی عصبی تطبیقی در ترکیب با الگوریتم ژنتیک می‌باشد. با هدف اینکه دقیق‌ترین روش ارائه گردد و شرایط عملیاتی بهینه را برای این تجهیز تعیین نماییم، به طوری که در آن شرایط عملیاتی میزان حذف NOx بیشترین مقدار باشد.

در مورد کاهش آلاینده NOx بخارساز احتراق غوطه‌ور تاکنون فقط یک تحقیق با هوش مصنوعی انجام شده است. این تحقیق که توسط شین و همکاران [۱۶] صورت گرفته است، یک کار آزمایشگاهی بوده که در آن از هوش مصنوعی به صورت جزئی استفاده شده است و به مشخصات دقیق شبکه عصبی مصنوعی و آنالیز و ارزیابی‌های آماری

و اینکه خطاهای بدست آمده مربوط به کدام دسته از داده‌ها بوده، اشاره دقیق نشده است. تفاوت این پژوهش نسبت به پژوهش پیشین به این صورت است که در این مطالعه به صورت کامل از هوش مصنوعی استفاده شده و مشخصات انواع سیستم‌ها ذکر گردیده است. به منظور بررسی عملکرد انواع سیستم‌های هوش مصنوعی، طیف وسیعی از سیستم‌های فازی طراحی گردید و پس از ساخت آنها، انواع خطاها محاسبه شد و نتایج انواع سیستم‌ها با هم مقایسه و بهترین سیستم فازی مشخص شد و سپس آن سیستم بهینه شد. همچنین نشان داده شد که عملکرد سیستم منطق فازی بهتر از عملکرد شبکه عصبی ساده ای است که در مقاله ۱۶ استفاده شده است. این مدل‌سازی قبلاً انجام نشده و برای اولین بار انجام می‌شود.

بخش ۲ به معرفی دستگاه بخارساز احتراق غوطه‌ور می‌پردازد، بخش ۳ به معرفی مختصر منطق فازی و بخش ۴ به الگوریتم ژنتیک می‌پردازد. بخش ۵ جزئیات داده‌های آزمایشگاهی، توصیف مدل‌سازی سیستم و پروتکل‌های ارزیابی را معرفی می‌کند. بخش ۶ نتایج تجربی را ارائه و تجزیه و تحلیل می‌کند. سرانجام، بخش ۷ جمع‌بندی و نتیجه‌گیری را ارائه می‌دهد.

۲-بخارسازهای احتراق غوطه‌ور

در این قسمت به معرفی مختصر بخارسازهای احتراق غوطه‌ور و فرایند تولید NOx پرداخته می‌شود. بخارسازهای احتراق غوطه‌ور در واقع مبدل‌های حرارتی هستند که در پایانه‌های گاز طبیعی مایع (LNG) برای تبخیر گاز طبیعی مایع و تبدیل آن به گاز طبیعی استفاده می‌شوند. یک بخارساز احتراق غوطه‌ور از یک مخزن آب، یک محفظه احتراق، سرریز، مجرای توزیع‌کننده، پشته آگروز و دسته‌ای از لوله‌ها تشکیل شده است. از گاز طبیعی به عنوان سوخت بخارساز احتراق غوطه‌ور جهت احتراق استفاده می‌شود. طراحی بخارسازهای احتراق غوطه‌ور به چندین پارامتر عملیاتی مانند نرخ جریان LNG و فشار LNG بستگی

⁴ Grid Partitioning

⁵ Fuzzy C-means

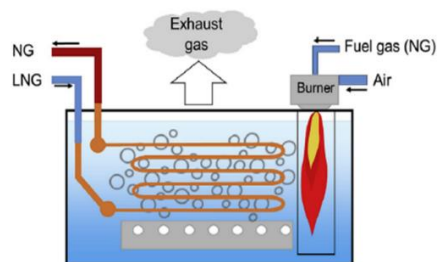
⁶ Subtractive Clustering

¹ Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS)

² Fuzzy Inference System

³ Artificial Neural Network

دارد. گاز طبیعی در محفظه احتراق سوزانده می‌شود و گاز خروجی حاصل از فرایند احتراق به داخل حمام آب وارد می‌شود و یک منبع حرارتی پایدار برای تبخیر LNG ایجاد می‌کند. LNG به لوله‌های فولادی ضدزنگ که در حمام آب غوطه‌ورند، هدایت می‌شود و در طول فرایند توسط آب اطراف گرم می‌شود. ظرفیت یک بخارساز احتراق غوطه‌ور بین ۱۵۰-۲۰۰ تن در ساعت است. بخارساز احتراق غوطه‌ور به آب تمیز یا گرم نیاز ندارد بنابراین می‌توان آن را در عرض‌های جغرافیایی بالا یا مناطق دریایی مجهز کرد.



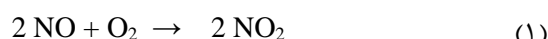
شکل ۱- نمای شماتیک بخارساز احتراق غوطه‌ور [۱۶]

۳- منطق فازی و سیستم استنتاج فازی عصبی

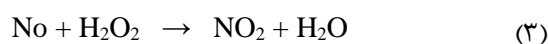
تطبیقی

واژه فازی به مفاهیم بدون مرز دقیق اشاره دارد. منطق فازی^۱ یک نوع منطق چند ارزشی است که ریشه در افکار افلاطون و فلسفه شرقی دارد، اما نخستین بار در سال ۱۹۶۵ میلادی، دانشمند ایرانی الاصل و استاد دانشگاه برکلی (پروفیسور لطفعلی عسگرزاده) ملقب به پروفیسور زاده منطق فازی را مطرح کرد. برخلاف منطق دو ارزشی ارسطویی که به دنبال پاسخ آری یا نه برای تعمیم به تمام پدیده‌ها می‌باشد، منطق فازی جهان را همانگونه که هست معرفی می‌کند [۲۴]. از مزایای به‌کارگیری منطق فازی این است که می‌تواند از محاسبات پیچیده اجتناب کند و دیگر اینکه قواعد فازی با استفاده از متغیرهای زبانی برای فهمیدن و درک انسان‌ها آسان‌تر می‌باشند. قابلیت ساده‌سازی اطلاعات نقش مهمی در توصیف پدیده‌های پیچیده دارد. به‌ویژه در مطالعات انسانی قابلیت خلاصه‌سازی اطلاعات، ضرورت استفاده از زبان طبیعی انسانی نقش اجتناب ناپذیری را به‌وجود می‌آورد [۲۵]. شبکه‌های عصبی

چنانچه در شکل (۱) مشاهده می‌شود، گاز طبیعی مایع از طریق لوله‌هایی در داخل آب گرم جریان می‌یابد و سپس تبخیر می‌شود. گازهای حاصل از فرایند احتراق از جمله گاز NOx به شکل حباب‌های کوچک از آب عبور می‌کنند. بخشی از NOx در آب جذب می‌شود و قسمت باقیمانده در اتمسفر آزاد می‌شود. واکنش‌های اساسی صورت گرفته در این فرایند شامل دو مرحله است: در واکنش اول اکسیداسیون NO به NO₂ طبق رابطه (۱) رخ می‌دهد و در واکنش دوم طبق رابطه (۲)، NO₂ در آب جذب می‌شود و قبل از رهاسازی گاز دودکش در اتمسفر، نیتریک اسید (HNO₃) را تولید می‌کند.



NOx به‌طور موثر از فرایندی که از آب به‌عنوان یک محیط استفاده می‌کند، حذف نمی‌شود. بنابراین برای افزایش راندمان حذف، آب اکسیژنه به آب افزوده می‌شود که در روابط (۳) و (۴) نشان داده شده است.

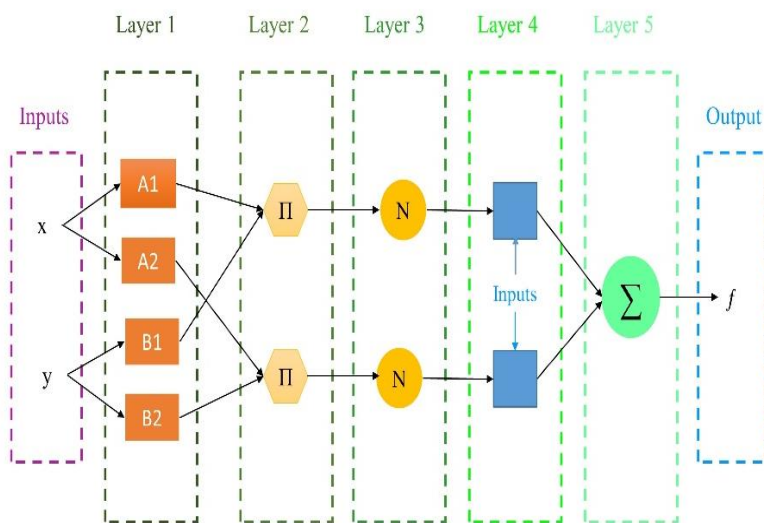


زمانی که واکنش (۴) رخ می‌دهد، pH آب به تدریج به دلیل تولید نیتریک اسید کاهش می‌یابد. به منظور کنترل pH آب، سولفوریک اسید یا هیپوکلریت سدیم برای ایجاد یک حالت اسیدی یا بازی اضافه شد.

¹ Fuzzy Logic

مصنوعی و سیستم‌های فازی نمونه‌هایی از مهم‌ترین مدل‌های محاسبات نرم می‌باشند که در علوم مختلف کاربرد وسیعی دارند. در چند دهه اخیر سیستم‌های قدرتمندی تحت عنوان سیستم‌های استنتاج فازی بر پایه شبکه عصبی تطبیقی در علوم مختلف به کار برده شده است. این نوع سیستم‌ها با بهره‌گیری از قدرت آموزش شبکه‌های عصبی و مزیت زبانی سیستم‌های فازی توانسته‌اند از مزایای این دو مدل در جهت تحلیل فرآیندهای پیچیده بسیار قدرتمند عمل کنند. امروزه سیستم‌های فازی بر پایه شبکه عصبی تطبیقی یکی از روش‌های کارآمد در زمینه پیش بینی و مدل‌سازی می‌باشد [۲۶]. اولین بار جانگ در سال ۱۹۹۳ از قدرت زبانی سیستم‌های فازی استفاده کرد و سیستمی به-عنوان سیستم‌های فازی بر پایه شبکه عصبی تطبیقی ارائه کرد [۲۷]. انفیس، نام خود را از سیستم استنتاج فازی عصبی تطبیقی گرفته است. با استفاده از یک مجموعه داده

ورودی و خروجی داده شده، تابع جعبه ابزار انفیس، یک سیستم استنتاج فازی ایجاد می‌کند که پارامترهای تابع عضویت آن با استفاده از یک الگوریتم پس انتشار خطا به تنهایی یا در ترکیب با روش حداقل مربعات تنظیم می‌شود. این تنظیم به سیستم‌های فازی اجازه می‌دهد تا از داده‌هایی که در حال مدل‌سازی هستند، یاد بگیرند. در این مدل برای تسهیل فرایند یادگیری، مدل فازی با شبکه عصبی ترکیب می‌گردد. در واقع در سیستم فازی عصبی تنظیم پارامترهای مدل فازی، توسط شبکه عصبی که عموماً از نوع پیشرو چندلایه می‌باشد، صورت می‌گیرد. با استفاده از این شبکه عصبی، تنظیم قواعد "اگر - آنگاه" فازی و بهینه‌سازی پارامترهای آن صورت می‌گیرد. شکل (۲) ساختار انفیس با دو ورودی x و y را نشان می‌دهد.



شکل ۲- ساختار انفیس با دو ورودی

همان‌گونه که در شکل نیز مشاهده می‌شود شبکه انفیس دارای ۵ لایه می‌باشد. در لایه اول که لایه فازی نیز نامیده می‌شود درجه عضویت هر یک از متغیرها مشخص می‌گردد. در لایه دوم قواعد و قوانین سیستم فازی عملیاتی می‌شود. در لایه سوم وزن‌ها محاسبه گردیده و در لایه چهارم

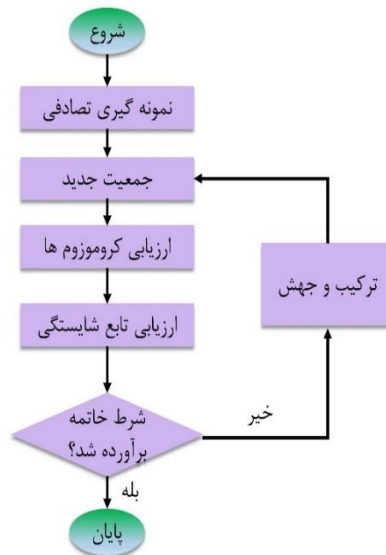
عملیات فازی زدایی صورت می‌گیرد و در نهایت در لایه پنجم تمام سیگنال‌های ورودی به لایه‌ها با هم جمع شده و به‌عنوان خروجی سیستم در نظر گرفته می‌شود [۲۸]. در اجرای انفیس ابتدا باید یک سیستم فازی اولیه ایجاد نمود

که در این مرحله می‌توان از سیستم فازی از پیش ساخته شده بهره گرفت و یا توسط روش‌های تقسیم‌بندی شبکه-ای، خوشه‌بندی کاهشی و الگوریتم خوشه‌بندی میانگین فازی یک سیستم فازی اولیه ایجاد نمود.

۴- الگوریتم ژنتیک

ایده اصلی الگوریتم ژنتیک بر پایه‌ی نظریه داروین می‌باشد. بر اساس نظریه داروین نسل‌هایی که از ویژگی‌ها و خصوصیات برتری نسبت به نسل‌های دیگر برخوردارند شانس بیشتری برای بقا و تکثیر خواهند داشت و ویژگی‌ها و خصوصیات برتر آنها به نسل‌های بعدی آنان نیز منتقل خواهد شد. جواب مسئله‌ای که از طریق الگوریتم ژنتیک حل می‌شود مرتباً بهبود می‌یابد. الگوریتم ژنتیک با مجموعه‌ای از جواب‌ها که از طریق کروموزوم‌ها نشان داده می‌شود شروع می‌گردد. در این الگوریتم جواب‌های حاصل از یک جمعیت^۱ برای تولید جمعیت بعدی استفاده می‌شود که عمل تولید نسل با ترکیب^۲ و یا جهش^۳ همراه خواهد بود. در این فرایند امید است که جمعیت جدید نسبت به جمعیت قبلی بهتر باشد. انتخاب بعضی از جواب‌ها (کروموزوم‌ها^۴) از میان کل جواب‌های والدین^۵ به منظور

ایجاد جواب‌های جدید فرزندان^۶ بر اساس میزان مطلوبیت آنها می‌باشد که این کار با استفاده از تابع برازش^۷ صورت می‌گیرد. طبیعی است که جواب‌های مناسب‌تر شانس بیشتری برای تولید مجدد داشته باشند. این فرایند تا برقراری شرطی که از پیش تعیین شده است (مانند تعداد جمعیت‌ها یا میزان بهبود جواب) ادامه می‌یابد. از عملگر ترکیب جهت ترکیب مجدد دو کروموزوم برای به دست آوردن یک کروموزوم بهتر استفاده می‌شود. در عملیات ترکیب با ترکیب کروموزوم‌های دو فرد از نسل قبلی، افراد مختلفی را در نسل‌های متوالی ایجاد می‌کند. عملگر جهش اطلاعات جدیدی را به روش تصادفی به فرایند جستجوی ژنتیکی اضافه می‌کند و عملگری است که هر زمان که جمعیت به دلیل استفاده از عملگرهای تولیدمثل و ترکیب تمایل به همگن شدن دارد، تنوع را در جمعیت ایجاد می‌کند. جهش ممکن است باعث شود کروموزوم‌های افراد با کروموزوم‌های والدینشان متفاوت باشد [۲۹]. نمودار بلوکی الگوریتم ژنتیک در شکل (۳) نشان داده شده است.



شکل ۳- نمودار بلوکی الگوریتم ژنتیک

⁵ Parent
⁶ Offspring
⁷ Fitness Function

¹ Population
² Crossover
³ Mutation
⁴ Chromosome

۵- مواد و روش‌ها

۵-۱- جمع‌آوری داده‌ها

چنانچه از توضیحات قسمت ۲ می‌توان دریافت، پارامترهای متعددی شامل غلظت اکسیژن، دما، غلظت آب‌اکسیژنه و pH محلول بر میزان تولید NOx اثر می‌گذارند. به منظور برقراری ارتباط بین این پارامترها و میزان آلاینده تولیدی، لازم است داده‌های مناسب جمع‌آوری گردد. داده‌های

آموزشی^۱ و آزمون^۲ در جریان مدل‌سازی، از نتایج آزمایشگاهی شین و همکاران [۱۶] حاصل شده است. تعداد کل داده‌ها ۶۳ عدد بوده که از این تعداد، ۵۰ داده برای مرحله آموزش انفیس (حدود ۸۰ درصد) و ۱۳ داده برای مرحله آزمون (حدود ۲۰ درصد) مورد استفاده قرار گرفت. مشخصات آماری داده‌های آزمایشگاهی در جدول (۱) نشان داده شده است.

جدول ۱- مشخصات آماری داده‌های آزمایشگاهی

متغیر	حد اقل	حداکثر	میانگین	میان	انحراف استاندارد
غلظت اکسیژن (%)	۸	۱۳	۹/۵۰۷۹	۹	۱/۶۱۵۱
غلظت آب‌اکسیژنه (%)	۰	۰/۲	۰/۰۵۸۷	۰	۰/۰۷۳۳
دما (c°)	۱۰	۲۸	۱۶/۳۸۱۰	۱۵	۳/۹۲۸۵
pH	۳	۱۱	۶/۶۸۲۵	۷	۲/۳۸۸۳
NOx (%)	۹/۷۶	۲۳/۶۴	۱۷/۵۹۰۸	۱۸/۰۳	۳/۶۵۵۳

۵-۲- مدل‌سازی

مدل‌سازی ریاضی یک تکنیک قدرتمند برای درک رفتار سیستم و پیش‌بینی خروجی آن در پاسخ به تغییر در ورودی‌هاست. در این تحقیق، برای درک رفتار سیستم در زمانی که متغیرهای فرایند تغییر می‌کنند، یک مدل توسعه داده شد. مدل انفیس برای پیش‌بینی کاهش NOx بر اساس داده‌های تجربی، با چهار ورودی شامل غلظت اکسیژن، دما، غلظت آب‌اکسیژنه، pH محلول و یک خروجی (غلظت NOx)، در نرم‌افزار MATLAB R2015b توسعه داده شد. در این مطالعه به منظور ایجاد ساختار فازی پایه از سه روش تقسیم‌بندی شبکه‌ای، الگوریتم خوشه‌بندی میانگین فازی و خوشه‌بندی کاهشی با دستور genfis استفاده گردید و مورد ارزیابی قرار گرفت. پس از آن جهت بهینه‌سازی توابع عضویت سیستم‌های فازی، از انفیس استفاده گردید که به این منظور از دستور anfis

استفاده شد. تقسیم‌بندی شبکه‌ای نوعی سیستم فازی است که در آن فضای داده به یک ساختار شبکه مانند تقسیم می‌شود که این مناطق تقسیم شده هر کدام حاوی یک قانون فازی می‌باشند. در تنظیمات تقسیم‌بندی شبکه‌ای نوع تابع عضویت ورودی gaussmf و نوع تابع عضویت خروجی linear قرار داده شد و تعداد توابع عضویت برای هر متغیر ورودی ۲ در نظر گرفته شد و با ۱۰۰ دوره^۳ آموزش داده شد. الگوریتم خوشه‌بندی میانگین فازی، سیستم فازی دیگری است که در آن داده‌ها به تعداد c خوشه تقسیم‌بندی می‌شوند. این الگوریتم بر اساس فاصله بین داده و خوشه کار می‌کند، به‌گونه‌ای که هر چه داده به مرکز یک خوشه نزدیکتر باشد میزان تعلق آن به خوشه مورد نظر بیشتر است. از آنجاییکه در الگوریتم خوشه‌بندی میانگین فازی تنظیم تعداد کلاس‌ها^۴ پارامتر مهمی محسوب می‌شود تمام حالات تعداد

³ Epochs
⁴ Clusters

¹ Train
² Test

حداقل مربعات است، تخمین زده شد. در مرحله دوم و پس از توسعه مدل، با هدف به حداکثر رساندن حذف NOx از گاز دودکش بخارساز احتراق غوطه‌ور، از الگوریتم ژنتیک برای جستجوی نقاط بهینه‌ی متغیرهای فرایند بین مرزهای پایین و بالایی استفاده شد. پارامترهای الگوریتم ژنتیک همانطور که در جدول (۲) نشان داده شده است، از طریق آزمون و خطا تنظیم شدند.

جدول ۲- پارامترهای تنظیمی الگوریتم ژنتیک

پارامتر	مقدار (مرحله اول)	مقدار (مرحله دوم)
تعداد متغیر	۵	۴
تعداد نسل	۵۰	۱۳۰
تعداد جمعیت	۳۰	۵۰
نرخ جهش	۰/۰۱	۰/۰۱
نرخ ترکیب	۰/۸	۰/۸
تابع شایستگی	ضریب همبستگی	کاهش NOx
کران پایین	۰/۲۸	۸، ۱۰، ۳، ۰
کران بالا	۰/۹۹	۱۳، ۲۸، ۱۱، ۱/۲

۵-۳- ارزیابی مدل

سیستم استنتاج فازی عصبی تطبیقی با اختصاص وزن‌های تصادفی آموزش را شروع می‌کند و هنگامیکه آموزش ادامه می‌یابد، وزن‌های شبکه به تدریج اصلاح می‌شوند و خروجی شبکه به مقادیر تجربی نزدیک می‌شود. اختلاف مقادیر پیش‌بینی شده توسط سیستم و مقادیر تجربی، میزان خطای سیستم توسعه یافته را تعیین می‌کند که به شیوه‌های مختلفی آن را می‌توان ارزیابی نمود. در این تحقیق به منظور ارزیابی عملکرد مدل از معیارهای آماری (۴) تا (۹) استفاده گردید.

$$R = \sqrt{1 - \left\{ \frac{\sum_{i=1}^N (t_i - o_i)^2}{\sum_{i=1}^N o_i^2} \right\}} \quad (۶)$$

^۴ Error Tolerance

^۵ Hybrid

کلاس‌ها در بازه ۳ تا ۵۰ هر کدام به تفکیک مورد بررسی قرار گرفتند. به‌همین منظور از دستور genfis با تنظیم پارامترها در یک حلقه استفاده و تعداد دوره‌ها ۱۰۰ در نظر گرفته شد. با هر بار تکرار حلقه یک عدد به تعداد کلاس‌ها اضافه گردید و بر اساس آن سیستم فازی جدید توسعه و خطاهای آن مورد بررسی قرار گرفت. خوشه‌بندی کاهشی نوعی دیگر از سیستم فازی است که در آن فضای ورودی داده به n خوشه تقسیم‌بندی می‌شود. در این روش کاربر شعاع^۱ خوشه را که مقداری بین صفر و یک است تعیین می‌نماید. اگر شعاع خوشه کوچک باشد، اندازه خوشه کوچک شده و تعداد خوشه‌ها بیشتر می‌شود، بنابراین تعداد قوانین فازی افزایش می‌یابد. درحالی‌که اگر شعاع خوشه‌ها بزرگ تنظیم شود، اندازه خوشه بزرگ شده، تعداد خوشه‌ها کاهش یافته و در نتیجه تعداد قوانین فازی کاهش می‌یابد. در خوشه‌بندی کاهشی برای تنظیم و تعیین فاصله هر یک از داده‌ها تا مرکز خوشه از محدوده تاثیر خوشه^۲ استفاده شد. محدوده تاثیر خوشه ماتریسی است که تعداد درایه‌های آن به تعداد پارامترهای مسئله بوده و مقدار آن عددی بین بازه صفر تا یک می‌باشد. در این مطالعه سیستم خوشه‌بندی کاهشی یک بار به تنهایی مورد ارزیابی قرار گرفت. به‌گونه‌ای که مقدار درایه‌های شعاع‌ها به صورت مجزا ۰/۹۲ در نظر گرفته شد. ولی از آنجاییکه بهینه‌سازی مقدار درایه‌های این پارامتر کار مشکلی محسوب می‌شود، در نتیجه از الگوریتم ژنتیک جهت بهینه‌سازی این درایه‌ها در هر یک از ابعاد مسئله استفاده گردید. در این بررسی جهت ایجاد الگوریتم ژنتیک از دستور ga در متلب استفاده و بیشینه ضریب همبستگی شبکه به‌عنوان تابع شایستگی در نظر گرفته شد. جهت جلوگیری از وقوع بیش‌برازش^۳، کران پایین شعاع‌ها ۰/۲۸ انتخاب شد. در تنظیم پارامترهای انفیس، تعداد دوره‌ها و خطای مطلوب^۴، به ترتیب ۵۰ و صفر در نظر گرفته شد. همچنین پارامترهای تابع عضویت، با روش بهینه‌سازی هیبرید^۵ که ترکیبی از پس انتشار خطا و

^۱ Raddi

^۲ Cluster Influence Range

^۳ Overfitting

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (t_i - O_i)^2 \quad (7)$$

$$MAPE = \frac{100}{N} \left[\sum_{i=1}^N \left| \frac{t_i - O_i}{t_i} \right| \right] \quad (8)$$

$$MPRE = \max \left[\sum_{i=1}^N \left| \frac{t_i - O_i}{t_i} \right| \right] * 100 \quad (9)$$

که در آنها، R ضریب همبستگی، MSE میانگین مربعات خطا، MAPE میانگین درصد خطای مطلق، MPRE ماکسیمم درصد خطای مطلق، N تعداد نمونه‌ها، O_i مقادیر پیش‌بینی شده توسط مدل و t_i مقادیر واقعی می‌باشد. مدلی که از مقدار MSE و MAPE کمتر و از R نزدیکتر به یک برخوردار باشد، نسبت به سایر مدل‌ها دقت بیشتری دارد.

۶- نتایج و بحث

در این پژوهش عملکرد انواع سیستم‌های فازی مورد بررسی قرار گرفته است. ابتدا از روش تقسیم‌بندی شبکه‌ای و پس از آن روش‌های خوشه‌بندی میانگین فازی و خوشه‌بندی کاهشی جهت توسعه یک سیستم فازی اولیه استفاده گردیده است. سپس جهت بهبود عملکرد این سیستم‌ها از انفیس استفاده شده و عملکرد آن‌ها مورد ارزیابی قرار گرفته است. در روش تقسیم‌بندی شبکه‌ای با ایجاد ۱۶ قانون، بیشینه درصد خطای بالایی مشاهده شد که نشان‌دهنده عملکرد غیر قابل قبول روش می‌باشد. در روش خوشه‌بندی میانگین فازی ارزیابی نتایج حاصل از تکرار حلقه‌ها بیانگر این است که هنگامی که تعداد کلاس‌ها ۲۷ باشد، بیشینه درصد خطای کمتری به دست می‌آید. همچنین عملکرد روش خوشه‌بندی کاهشی در سه حالت مورد بررسی قرار گرفت. در حالت اول با آزمون و خطا مقدار شعاع‌های مختلف بررسی و در نهایت مقدار شعاع برای تمام ابعاد مسئله برابر ۰/۹۲ در نظر گرفته شد. در حالت دوم از

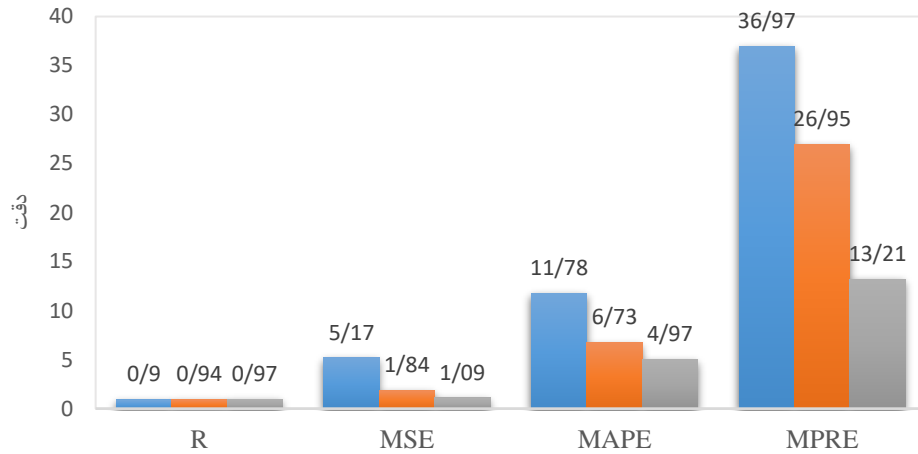
الگوریتم ژنتیک به منظور بهینه‌سازی مقدار شعاع در هر یک از ابعاد مسئله استفاده شد. که با ایجاد ۱۹ قانون، شعاع‌های به دست آمده از این روش به ترتیب ۰/۷۶، ۰/۷۲، ۰/۹۸، ۰/۹۶، ۰/۹۰ انفیس و الگوریتم ژنتیک جهت بهینه‌سازی شعاع‌های مدل فازی استفاده گردید که شعاع‌های به دست آمده از این روش ۰/۲۸، ۰/۲۸، ۰/۴۲، ۰/۴۶، ۰/۲۸ است که در خوشه‌بندی کاهشی عادی، هنگامی که مقدار همه درایه‌های شعاع‌ها به صورت ثابت و به صورت مجزا، ۰/۹۲ قرار داده شد، میزان خطا نسبت به سایر حالت‌ها بیشتر بود. اگر مقادیر همه شعاع‌ها ثابت در نظر گرفته شود، به دلیل اینکه تعداد شعاع‌ها زیاد بوده و مقدار بهینه آنها مشخص نمی‌باشد در نتیجه میزان خطا بسیار بالا می‌باشد. بنابراین شعاع‌های سیستم باید توسط الگوریتم ژنتیک بهینه شوند. با بهینه‌سازی شعاع‌ها توسط الگوریتم ژنتیک، مقادیر خطاها کاهش می‌یابند ولی همچنان سیستم فازی عملکرد مناسبی ندارد. در نتیجه جهت بهبود عملکرد سیستم فازی از انفیس استفاده شده است. بررسی‌ها نشان می‌دهد که با استفاده از انفیس اگرچه تعداد قوانین سیستم از ۶ به ۳۹ افزایش یافته و سیستم پیچیده‌تر شده است ولی میزان خطاها کاهش چشمگیری داشته است و دقت و عملکرد سیستم فازی افزایش یافته است. به طور کلی با توجه به نتایج به دست آمده و نمودار شکل (۴) می‌توان نتیجه گرفت که روش خوشه‌بندی کاهشی به تنهایی بیشینه درصد خطای بالاتری داشته و عملکرد مناسبی ندارد. در حالی که خوشه‌بندی کاهشی با انفیس و الگوریتم ژنتیک در مقایسه با سایر روش‌های بررسی شده از دقت و عملکرد بهتری برخوردار است.

جدول ۳- نتایج انواع سیستم‌های فازی

نوع خطا	خوشه‌بندی کاهشی	تقسیم‌بندی شبکه‌ای و انفیس	خوشه‌بندی میانگین فازی و انفیس	خوشه‌بندی کاهشی و الگوریتم-ژنتیک	خوشه‌بندی کاهشی و انفیس و الگوریتم ژنتیک
شعاع	۰/۹۲	---	---	۰/۷۶، ۰/۷۲، ۰/۹۸، ۰/۹۶، ۰/۹۰	۰/۲۸، ۰/۲۸، ۰/۴۲، ۰/۴۶، ۰/۲۸
قوانین	۶	۱۶	۲۷	۱۹	۳۹

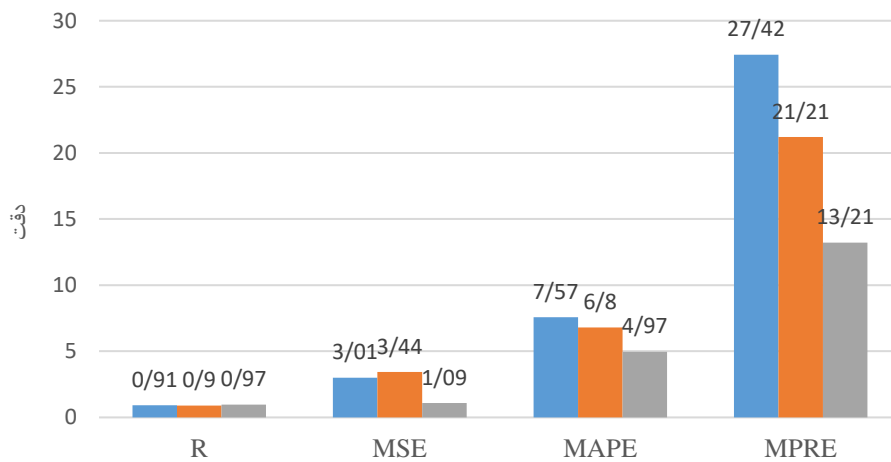
R	۰/۹۰	۰/۹۱	۰/۹۰	۰/۹۴	۰/۹۷
MSE	۵/۱۷	۳/۰۱	۳/۴۴	۱/۸۴	۱/۰۹
MAPE	۱۱/۷۸	۷/۵۷	۶/۸۰	۶/۷۳	۴/۹۷
MPRE	۳۶/۹۷	۲۷/۴۲	۲۱/۲۱	۲۶/۹۵	۱۳/۲۱

■ خوشه بندی کاهشی ■ خوشه بندی کاهشی و الگوریتم ژنتیک ■ خوشه بندی کاهشی و انفیس و الگوریتم ژنتیک



شکل ۴- نمودار مقایسه عملکرد انواع حالات خوشه‌بندی کاهشی

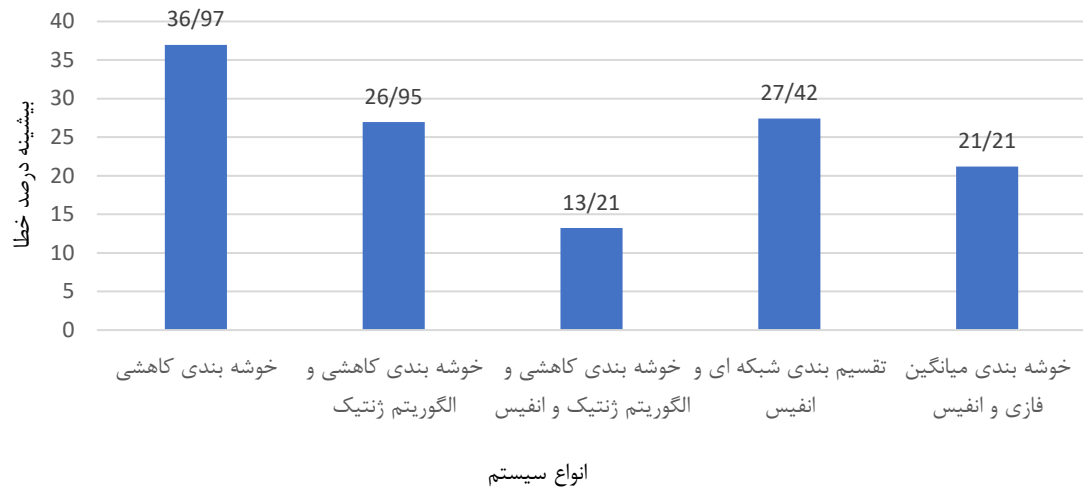
■ خوشه بندی کاهشی و انفیس ■ خوشه بندی میانگین فازی و انفیس ■ تقسیم بندی شبکه ای و انفیس



شکل ۵- مقایسه خطاهای انواع سیستم‌های فازی

نتایج حاصل شده که در شکل (۵) نشان داده شده است بیانگر این است که روش خوشه‌بندی کاهشی در مقایسه با روش‌های تقسیم‌بندی شبکه‌ای و الگوریتم خوشه‌بندی

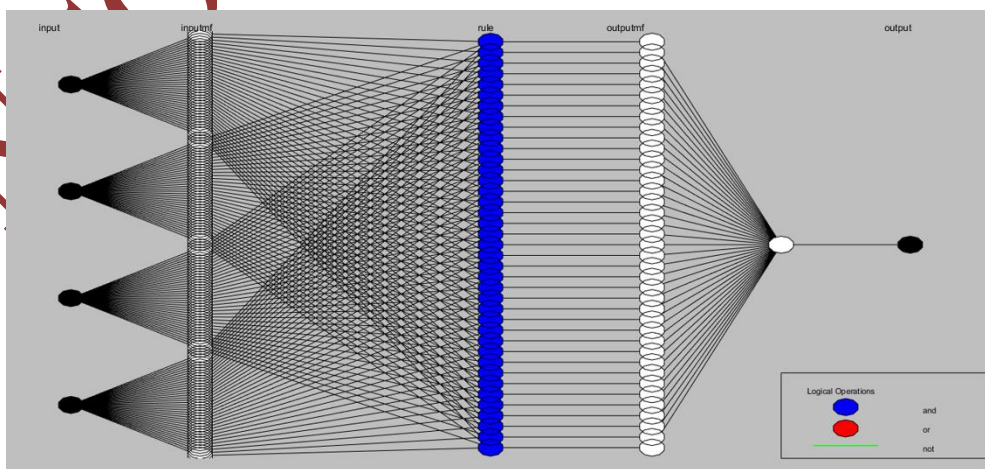
میانگین فازی از ضریب‌همبستگی بالاتر و بیشینه درصد خطای پایین تری برخوردار است که نشان دهنده دقت و عملکرد بهتر این روش است.



شکل ۶- نمودار بیشینه خطای انواع سیستم‌ها

شکل (۶) مقایسه انواع نتایج به دست آمده از سیستم‌های بررسی شده بر اساس بیشینه درصد خطا را نشان می‌دهد. نمودار مبین این است که در بین سیستم‌های بررسی شده سیستم خوشه‌بندی کاهشی به تنهایی به دلیل اینکه مقادیر همه شعاع‌ها ثابت در نظر گرفته می‌شود و مقدار بهینه آنها مشخص نمی‌باشد و روش تقسیم‌بندی شبکه‌ای به علت عدم امکان بررسی با توابع عضویت بالاتر از ۲، عملکرد قابل

قبولی ندارند. در حالیکه بهترین مدل‌ها از لحاظ بیشینه درصد خطای کمتر به ترتیب روش خوشه‌بندی کاهشی و الگوریتم ژنتیک و انفیس و الگوریتم خوشه‌بندی میانگین فازی می‌باشد. شکل (۷) معماری مدل انفیس با ۴ ورودی، ۱ خروجی و ۳۹ قانون و جدول (۵) نتایج حاصل از استفاده از این روش را نشان می‌دهد.



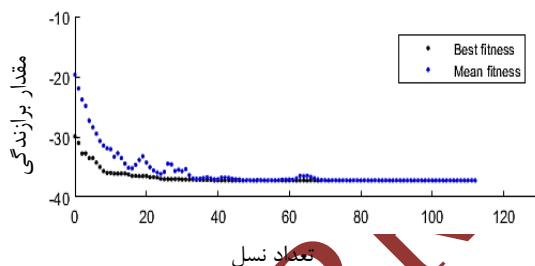
شکل ۷- ساختار مدل انفیس با ۴ ورودی و ۱ خروجی

جدول ۴- نتایج مدل انفیس و الگوریتم ژنتیک

داده‌ها	R	MSE	MAPE	MPRE
آموزش	۰/۹۹۹	۰/۰۰۱۵	۰/۱۶۹۲	۰/۶۵۸۴
آزمون	۰/۹۷۴۳	۱/۰۹۳۸	۴/۹۷۱۳	۱۳/۲۱۴۴

دما (c°)	۲۴/۹۵
pH	۳/۰۰
غلظت آب اکسیژنه (%)	۰/۱۲
NOx (%)	۳۷/۲۴

چنانچه مقادیر بهینه متغیرهای ورودی به سیستم SCV اعمال شود، حداکثر مقدار کاهش NOx، ۳۷/۲۴ درصد پیش‌بینی می‌شود. کاهش NOx همانطور که توسط الگوریتم ژنتیک در طی مراحل بهینه‌سازی محاسبه می‌شود، در شکل (۹) نشان داده شده است. در طی تکرارها، بعد از حدود ۳۵ نسل به یک جواب همگرا شده است.



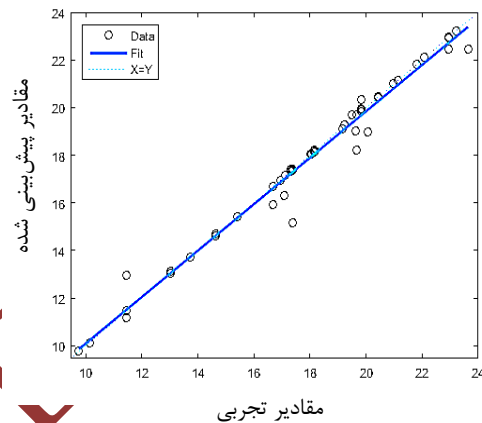
شکل ۹- بهترین مقدار تابع برازش

همچنین نتایج حاصل از این پژوهش با نتایج پژوهش پیشین [۱۶] مقایسه و مقادیر آن در جدول (۶) آورده شده است.

جدول ۶- مقایسه انواع خطاهای تحقیق پیشین و کنونی

نوع خطا	شبکه عصبی و الگوریتم ژنتیک	انفیس و الگوریتم ژنتیک
ضریب همبستگی	۰/۹۹۸۵	۰/۹۹۹
میانگین مربعات خطا	۰/۹۶۶۸	۰/۰۰۱۵

شکل (۸) توزیع مقادیر تجربی و پیش‌بینی شده درصد کاهش NOx سیستم SCV را نشان می‌دهد.



شکل ۸- نمودار برابری توزیع مقادیر تجربی و پیش‌بینی شده درصد کاهش NOx

با توجه به جدول (۴) مدل ترکیبی GA-ANFIS از نظر دقت، عملکرد خوبی بر روی داده‌های آزمون و آزمایش نشان می‌دهد. در مرحله دوم، با هدف تعیین مقادیر بهینه متغیرهای ورودی، از الگوریتم ژنتیک استفاده گردید. از آنجا که الگوریتم ژنتیک جهت تعیین حداقل مقدار بهینه طراحی شده است، بنابراین تابع تناسب مدل انفیس در ۱- ضرب شد تا حداکثر مقدار کاهش NOx به دست آید. شرایط عملیاتی بهینه که منجر به حداکثر مقدار کاهش NOx از گاز دودکش SCV می‌شود در جدول (۵) نشان داده شده است.

جدول ۵- شرایط بهینه متغیرهای ورودی و حداکثر مقدار کاهش NOx

متغیر	بهترین مقدار
غلظت اکسیژن (%)	۱۰/۷۰

۷- نتیجه گیری

در این پژوهش از تعداد ۶۳ داده آزمایشگاهی به مدل سازی و تخمین آلاینده‌ی NOx منتشر شده از دودکش بخارسازهای احتراق غوطه‌ور پرداخته شد. به همین منظور در این تحقیق انواع سیستم‌های فازی و انفیس با الگوریتم-ژنتیک به منظور مدل‌سازی روابط پیچیده بین پارامترهای ورودی و خروجی در تخمین میزان NOx استفاده شد. با به کارگیری الگوریتم ژنتیک، در مرحله اول، بهترین مقدار شعاع‌ها و در مرحله دوم، مقادیر بهینه متغیرهای ورودی که منجر به کاهش حداکثری NOx از بخارساز احتراق غوطه‌ور می‌گردید، تعیین شد. با توجه به نتایج به دست آمده از این مطالعه روش تقسیم‌بندی شبکه‌ای و الگوریتم خوشه‌بندی میانگین فازی بیشینه درصد خطای بالاتری داشته و عملکرد مناسبی در تخمین NOx ندارند. در حالیکه سیستم فازی خوشه‌بندی کاهشی و انفیس با الگوریتم ژنتیک نسبت به دیگر سیستم‌های بررسی شده از دقت و عملکرد بالاتری برخوردار می‌باشد. همچنین نتایج نشان داد که عملکرد انفیس با الگوریتم ژنتیک در مقایسه با شبکه-عصبی با الگوریتم ژنتیک، از دقت بالاتری در پیش‌بینی میزان NOx این تجهیزات، برخوردار است. نتایج حاصل از مدل‌سازی نشان می‌دهد که با بهره‌گیری از داده‌های تجربی و استفاده از انفیس، میتوان میزان NOx منتشر شده از دستگاه بخارساز احتراق غوطه‌ور را با دقت مناسب تخمین زد. همچنین نتایج پژوهش نشان داد که در صورت بهینه سازی شرایط عملیاتی، امکان کاهش میزان NOx منتشر شده از بخارساز احتراق غوطه‌ور به میزان ۳۷/۲۴ درصد وجود دارد.

میانگین درصد خطای مطلق	۴/۴۴۳۳	۰/۱۶۹۲
ماکسیمم درصد خطای مطلق	----	۰/۶۵۸۴
بیشینه کاهش NOx (%)	۲۶/۶۸	۳۷/۲۴

مقایسه نتایج بدست آمده در این مطالعه و نتایج منتشر شده در مقاله انجام شده توسط شین و همکاران که با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و ترکیب آن با الگوریتم-ژنتیک به پیش‌بینی میزان انتشار NOx پرداخته‌اند، نشان می‌دهد که خطاهای به دست آمده از سیستم در این مطالعه نسبت به مطالعه قبلی کمتر و همچنین بیشینه کاهش NOx نسبت به تحقیق پیشین بیشتر بوده در نتیجه مدل کنونی از دقت و عملکرد بهتری برخوردار است. همچنین در تحقیق پیشین، در شرایط بهینه‌ی عملیاتی، غلظت اکسیژن ۹/۲۳ درصد، دمای ۲۸ درجه سانتی‌گراد، pH ۵ و غلظت آب اکسیژنه ۰/۱۳ درصد، بیشینه مقدار کاهش NOx، در بخارساز احتراق غوطه‌ور، ۲۶/۶۸ درصد به دست آمد. همچنین چنانچه مقادیر بهینه عملیاتی مطالعه پیشین به سیستم فازی کنونی ارائه گردد، بیشینه کاهش NOx، ۲۲/۱۴ درصد به دست آمده که تفاوت اندکی را بین دو مدل طراحی شده در دو پژوهش نشان می‌دهد. بهینه‌سازی به-دست آمده در این پژوهش دمای عملیاتی پایین‌تر و مقدار آب اکسیژنه کمتری را نسبت به مدل پیشین به دست می‌دهد.

مراجع

- [1] R. Blaszczak, "Nitrogen Oxides(NOx), Why And How They Are Controlled: EPA-456/F-99-006R," 1999.
- [2] J. Son, H. Yang, G. Kim, S. Hwang, and H. You, "Technology development for the reduction of NOx in flue gas from a burner-type vaporizer and its application," Korean J. Chem. Eng., vol. 34, no. 6, Jun. 2017 pp., 1619-1629.
- [3] Y. S. Mok and H. J. Lee, "Removal of sulfur dioxide and nitrogen oxides by using ozone injection and absorption-reduction technique," Fuel Process. Technol., vol. 87, no. 7, 2006.
- [4] X. Zhang, R. Wang, H. Zhu, and Y. Chen, "Performance of NOx capture with Dawson polyoxometalate H6P2W18O62·28H2O," Chem. Eng. J., vol. 400, 2020.

- [5] D. Yue, Q. Chang, L. Liu, W. Zhang, S. Chen, and Z. L. Zhijun Li, "Reduce NO_x Emissions by Adsorber-Reduction Catalyst on Lean Burn Engine," *TELKOMNIKA (Telecommunication Comput. Electron. Control.*, vol. 11, no. 3, 2013.
- [6] S. H. Jo et al., "A study on additives to improve electron beam technology for NO_x and SO₂ reduction," *Radiat. Phys. Chem.*, vol. 183, 2021.
- [7] A. Shimizu, H. Ohno, Y. Koizumi, K. Maeda, and D. Yamanishi, "Development of a Nitrogen-enrichment/Humidification Membrane System for NO_x Emission Reduction in a Marine Diesel Engine," *Mar. Eng.*, vol. 48, no. 3, 2013.
- [8] S. Bhattacharyya and R. K. Das, "Catalytic control of automotive NO_x: A review," *International Journal of Energy Research*, vol. 23, no. 4. 1999.
- [9] K. Masera and A. K. Hossain, "Modified selective non-catalytic reduction system to reduce NO_x gas emission in biodiesel powered engines," *Fuel*, vol. 298, 2021.
- [10] I. S. Anufriev, E. P. Kopyev, I. S. Sadkin, and M. A. Mukhina, "NO_x reduction by steam injection method during liquid fuel and waste burning," *Process Saf. Environ. Prot.*, vol. 152, 2021.
- [11] E. Ikonen, K. Najim, and U. Kortela, "Neuro-fuzzy modelling of power plant flue-gas emissions," *Eng. Appl. Artif. Intell.*, vol. 13, no. 6, 2000.
- [12] J. Mohammadhassani, S. Khalilarya, M. Solimanpur, and A. Dadvand, "Prediction of NO_x emissions from a direct injection diesel engine using artificial neural network," *Model. Simul. Eng.*, vol. 2012.
- [13] M. Fischer, "Transient NO_x estimation using artificial neural networks," in *IFAC Proceedings Volumes (IFAC-PapersOnline)*, 2013, vol. 7, no. PART 1.
- [14] H. Taghavifar, H. Taghavifar, A. Mardani, and A. Mohebbi, "Modeling the impact of in-cylinder combustion parameters of di engines on soot and NO_x emissions at rated EGR levels using ANN approach," *Energy Convers. Manag.*, vol. 87, 2014.
- [15] T. Anan, H. Higuchi, and N. Hamada, "New artificial intelligence technology improving fuel efficiency and reducing CO₂ emissions of ships through use of operational big data," *Fujitsu Sci. Tech. J.*, vol. 53, no. 6, 2017.
- [16] Y. Shin, Z. Kim, J. Yu, G. Kim, and S. Hwang, "Development of NO_x reduction system utilizing artificial neural network (ANN) and genetic algorithm (GA)," *J. Clean. Prod.*, vol. 232, 2019.
- [17] V. Y. Valera, M. C. Codolo, and T. D. Martins, "Artificial neural network for prediction of SO₂ removal and volumetric mass transfer coefficient in spray tower," *Chem. Eng. Res. Des.*, vol. 170, 2021.
- [۱۸] داریوش فرهود، هانیه پورکلهر، "هوش مصنوعی و ژنتیک"، فصلنامه آزمایشگاه و تشخیص، زمستان ۱۳۹۹، شماره ۵۰، صفحه ۷۰-۷۳.
- [19] O. Obodeh and C. I. Ajuwa, "Evaluation of artificial neural network performance in predicting diesel engine No_x emissions," *Res. J. Appl. Sci. Eng. Technol.*, vol. 1, no. 3, 2009.
- [20] I. Arsie, D. Marra, C. Pianese, and M. Sorrentino, "Real-time estimation of engine no_x emissions via recurrent neural networks," in *IFAC Proceedings Volumes (IFAC-PapersOnline)*, 2010, vol. 43, no. 7.
- [21] J. O. B. Lira, H. G. Riegla, N. Padoin, and C. Soares, "Computational fluid dynamics (CFD), artificial neural network (ANN) and genetic algorithm (GA) as a hybrid method for the analysis and optimization of micro-photocatalytic reactors: NO_x abatement as a case study," *Chem. Eng. J.*, vol. 431, 2022.
- [۲۲] زینب قائمی، محمد طالعی، مهدی فرنقی، قاسم جوادی، "پیش بینی آلودگی هوای شهر تهران با استفاده از ترکیب شبکه عصبی فازی-تطبیقی و آنالیز مولفه اصلی"، سنجش از دور و GIS ایران، سال نهم، شماره سوم، پاییز ۱۳۹۶، صفحه ۲۱-۳۹.
- [23] C. Qi, W. Wang, B. Wang, Y. Kuang, and J. Xu, "Performance analysis of submerged combustion vaporizer," *J. Nat. Gas Sci. Eng.*, vol. 31, 2016, pp. 313-319.
- [۲۴] علیرضا گلشنی و محمدرضا قاندى، "روش فازی در پژوهش، پلی مابین روش های کمی و کیفی پژوهش"، روش ها و مدل های روانشناختی، سال چهارم، شماره چهارده، زمستان ۱۳۹۲، صفحه ۴۵-۶۵.
- [25] L. A. Zadeh, "Outline of a New Approach to the Analysis of Complex Systems and Decision Processes," *IEEE Trans. Syst. Man Cybern.*, vol. SMC-3, no. 1, 1973, pp. 28-44.
- [26] P. C. Nayak, K. P. Sudheer, D. M. Rangan, and K. S. Ramasastri, "A neuro-fuzzy computing technique for modeling hydrological time series," vol. 291, pp. 52-66, 2004.
- [27] J.-S. Roger Jang, "ANFIS : Adaptive-Ne twork-Based Fuzzy Inference System," *IEEE Transactions On Systems, Man, And Cybernetics*, VOL. 23, NO. 3, June 1993, pp. 665-685.
- [28] A. Ahmad *et al.*, "Thyroid Diseases Forecasting Using a Hybrid Decision Support System Based on

ANFIS, k-NN and Information Gain Method,” J. Appl. Environ. Biol. Sci, vol. 7, no. 10, 2017, pp. 78–85.

[۲۹] محمد شمس جاوی، پیاده‌سازی و حل مسائل کاربردی با الگوریتم ژنتیک، آریا پروژه، ۱۳۹۰.

UNCORRECTED PROOF